УДК 621.396

# АНАЛИЗ МЕТОДОВ АВТОМАТИЧЕСКОГО СОПРОВОЖДЕНИЯ ЦЕЛЕЙ ПО ДАЛЬНОСТИ

Е.П. Ворошилина, В.И. Тисленко

Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники
E-mail: Raliens@kvadro.net

*Проведён анализ сущности алгоритмов вероятностного объединения данных в случае сопровождения одной или нескольких целей, когда неизвестно, какие измерения порождены целью, а какие появились вследствие переотражений сигнала. Показан результат работы алгоритмов и приведены статистические свойства оценок.*

## Введение

На практике часто возникает задача определения параметров движения объектов по локационным измерениям. Эту задачу приходится, например, решать при определении орбит ИСЗ, а также при управлении движением судов и самолетов диспетчерскими службами морских, речных портов и аэропортов. В данной работе рассматриваются методы определения параметров движения объектов в статистически неопределенных ситуациях, при которых неизвестны соответствия между измерениями и объектами, возможен пропуск измерений, появление ложных измерений.

Задача сопровождения одиночной или групповой цели при наличии ложных сигналов характерна для многих типов радиосистем. В условиях, когда среди принимаемых сигналов могут быть как измерения от цели, так и ложные тревоги, возникает проблема отождествления отсчетов наблюдений, которые следует использовать для получения оце-

нок координат в измерительных радиосистемах. Для решения подобной задачи, применительно к сопровождению одиночной цели, широко используется метод вероятностного объединения данных [1]. Впервые о нем упоминается в 1970 г. Затем появились его многочисленные модификации: совместное вероятностное объединение данных, статистически упорядоченное совместное вероятностное объединение данных и др.

### 1. Методы сопровождения

В случае сопровождения целей в условиях, когда существуют ложные цели и помехи, возникает проблема – какое из совокупности принятых измерений нужно использовать для обновления каждой траектории. Существует множество методов, созданных для решения этой задачи. Два простых подхода: «сильнейший сосед» и «ближайший сосед» [2]. В методе «сильнейший сосед» используется сигнал с наибольшей мощностью из всех измерений, попавших в строб селекции (строб селекции – область вокруг предсказанного измерения, используемая для выбора измерений, которые будут участвовать в обработке), остальные измерения отбрасываются. В методе «ближайший сосед» используется измерение, расположенное ближе всего к своему предсказанному значению. Эти простые методы работают хорошо, когда отношение сигнал/шум велико и цель не маневрирует, и теряют свою эффективность, когда увеличивается норма ложных целей или когда цель маневрирует.

Помимо использования только одного измерения среди полученных и отбрасывания остальных, существует и альтернативный подход, который использует все измерения, попавшие в строб селекции, но с разными весами (вероятностями). Этот метод называется вероятностным объединением данных. Данный алгоритм и его многочисленные улучшенные версии показали большую эффективность в сопровождении цели на фоне помех.

Проблема объединения данных становится сложнее при сопровождении нескольких целей, когда траектории «конкурируют» между собой за измерения. Здесь в дополнение к тому, что каждая траектория может иметь в области строба несколько измерений (как и в случае одиночной цели), так и само измерение может попадать в стробы сразу от нескольких траекторий и тогда идёт «соревнование» между траекториями за измерение. Существует множество алгоритмов для разрешения данного противоречия, например, метод «глобального ближайшего соседа» (создаёт «жесткое» распределение измерений по траекториям) и метод совместного вероятностного объединения данных [3].

### 2. Вероятностное объединение данных

Алгоритм вероятностного объединения данных используется для сопровождения одиночной цели в присутствии ложных целей и помех. Его суть состоит в том, что каждое из измерений, попавшее в строб селекции, по очереди принимается за истинное. С использованием соотношений стандартного фильтра Калмана [4] формируются оценки, которые затем объединяются в одну с весами, соответствующими вероятности того, что данное измерение порождено целью.

Данный алгоритм строится исходя из следующих предположений [1]:

- сопровождается только одна цель, траектория которой уже завязана;
- динамика $n$-мерного вектора состояния цели $\mathbf{x}(k)$ на $k$-ом временном такте задана матричным разностным уравнением:

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{F}(k)\cdot\mathbf{x}(k),$$

где $\mathbf{F}(k)$ – матрица перехода;

- линейная модель наблюдений определена соотношением

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{H}(k)\cdot\mathbf{x}(k) + \mathbf{w}(k), \quad (1)$$

где $\mathbf{H}(k)$ – матрица наблюдений, $\mathbf{w}(k)$ – гауссова последовательность белого шума с нулевым средним и известной ковариационной матрицей;

- информация о цели к моменту времени $k$ с учетом всех данных до этого момента $\mathbf{Z}^{k-1}$:

$$p[\mathbf{x}(k)/\mathbf{Z}^{k-1}] = N[\mathbf{x}(k); \hat{\mathbf{x}}(k/k-1), \mathbf{P}(k/k-1)],$$

где $p[\mathbf{x}(k)/\mathbf{Z}^{k-1}]$ – условная вероятность; $N[\mathbf{x}(k);\hat{\mathbf{x}}(k/k-1), P(k/k-1)]$ – гауссова плотность вероятности с аргументом $\mathbf{x}(k)$, средним значением $\hat{\mathbf{x}}(k/k-1)$ и ковариационной матрицей ошибки оценки $P(k/k-1)$;

- на каждом такте в фильтре сопровождения формируется строб по сигналу (1). При вероятности обнаружения $P_D$ отметка от цели может оказаться внутри строба с вероятностью $P_G$;
- в строб попадает не более одной отметки, порождённой целью.

Исходные данные: задаются $P_D$, $P_G$, $\hat{\mathbf{x}}(0/0)$, $P(0/0)$.

Получив оценку состояния на $k$-ом такте и рассчитав ковариационную матрицу ошибки оценки, обращаются к уравнениям предсказания на следующий такт:

$$\hat{\mathbf{x}}(k+1/k) = \mathbf{F}(k)\hat{\mathbf{x}}(k/k),$$

$$\mathbf{P}(k+1/k) = \mathbf{F}(k)\mathbf{P}(k/k)\mathbf{F}^T(k).$$

Затем алгоритм начинает работу заново, т. е. является рекурсивным.

Недостатком данного алгоритма является то, что количество вычислений экспоненциально растёт с числом измерений. Но при приемлемом уровне интенсивности помех он является достаточно эффективным в случае сопровождения одиночной цели.

В ходе выполнения данной работы были исследованы статистические свойства оценок, полученные с помощью алгоритма вероятностного объеди-

нения данных. Для этого была разработана программа в пакете MathCAD и методом прямого вероятностного моделирования (метод Монте-Карло) получены оценки дисперсий ошибок.

Двумерный вектор состояния динамической системы имеет вид:

$$\mathbf{x}(t)=\begin{pmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{pmatrix}=\begin{pmatrix} a\cdot t+b \\ a \end{pmatrix}, \qquad (2)$$

где $a$ – скорость изменения дальности до цели; $b$ – постоянная составляющая (начальное значение дальности). Для измерения доступна только первая координата $x_1(t)$ вектора состояния, т. е. мгновенное значение дальности до цели. Матрица перехода имеет вид

$$\mathbf{F}(k)=\begin{pmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{pmatrix},$$

где $\Delta t$ – шаг дискретизации.

На рис. 1 изображена динамика изменения величины строба, оценок состояния и наблюдаемых отметок для случая, когда среднее число ложных отметок в стробе в начальный момент времени равно 3,7, отношение сигнал/шум

$$q=\sqrt{\sum_{k=1}^{N} x_1^2(k)} \bigg/ \sqrt{N}\sigma_ш = 50,$$

где $N$=20 – количество отсчетов на временной оси, $\sigma_ш$ – среднеквадратическое отклонение (СКО) шума.

Исследования СКО ошибки сопровождения производились усреднением по 1500 независимым реализациям оценок. На рис. 2 приведена зависимость величины $\sigma_н$ (СКО оценки, нормированное к своему априорному значению) от времени для различных средних значений числа ложных отметок в стробе и для значений отношения сигнал/шум $q$=100 и $q$=50.

Расчеты показывают, что с ростом среднего числа ложных отсчетов увеличивается СКО ошибки.

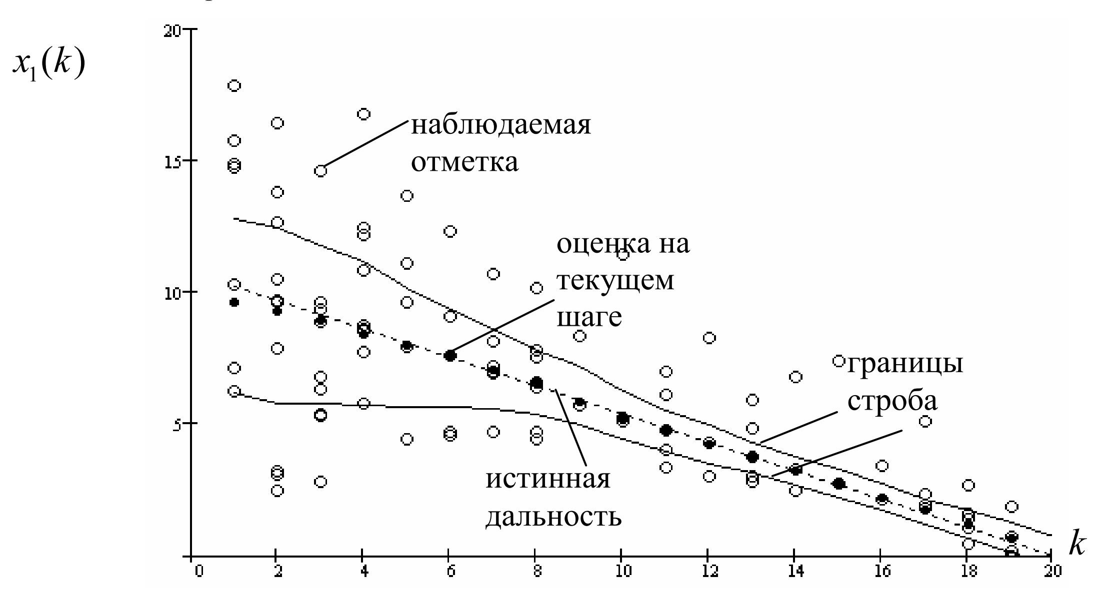



***Рис. 1.*** *Динамика изменения величины строба, оценок состояния и наблюдаемых отметок (одиночная реализация)*

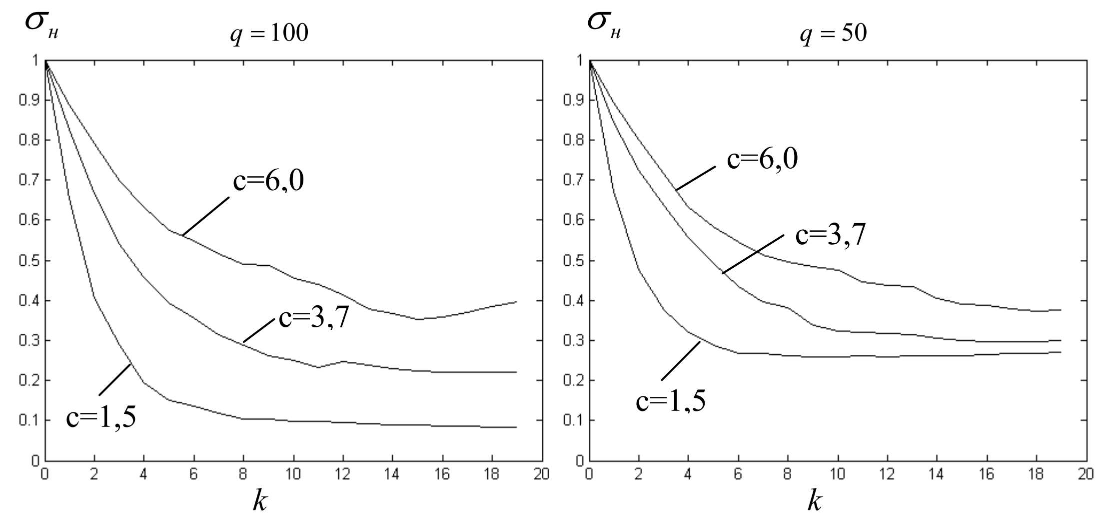



***Рис. 2.*** *Нормированная СКО ошибки сопровождения*

В исследуемом диапазоне среднего числа ложных отметок в стробе $c$=1,5...6,0 фильтр сопровождения на основе алгоритма вероятностного объединения данных обеспечивает снижение СКО оценок по сравнению с априорным значением в 10...2,5 раз при $q$=100 и в 3,5...2,5 раз при $q$=50.

При работе алгоритма возможны случаи, когда происходит его срыв. Если интенсивность помех велика, то возможна ситуация, при которой ложное измерение оказывается ближе к предсказанному, т. е. оно имеет больший вес при формировании оценки. В результате получается неверная оценка, вокруг которой затем выставляется новый строб, и понятно, что истинное измерение еще с большей вероятностью окажется дальше от своего предсказанного значения. Этот процесс имеет лавинообразный характер. Оценка на выходе фильтра все дальше уходит от истинного измерения, которое все слабее (с малым весом) влияет на формирование очередной оценки. В итоге она формируется в основном по ложным отсчетам, и наступает срыв слежения. Негативно влияет на работу фильтра и уменьшение отношения сигнал/шум. В частности, при $q$=50 и $c$=3,7 оценка вероятности срыва равна $p$=0,014; при $q$=100 она равна $p$=0,012, а при $q$=50 и $c$=6: $p$=0,023. Эффективность работы фильтра существенно зависит от отношения сигнал/шум и интенсивности помех.

### 3. Совместное вероятностное объединение данных

Вероятно, наиболее сложной проблемой в теории обработки радиолокационной информации является сопровождение нескольких целей в присутствии помех. Эта проблема возникает, если цели находятся на небольших расстояниях друг от друга, что, в частности, имеет место при пересечении их траекторий или при полёте группой. В этих случаях стробы селекции накладываются друг на друга, и получаемые отметки могут быть отнесены к нескольким траекториям. Фильтр на основе вероятностного объединения данных может использоваться в данной ситуации, но его возможности очень ограничены, т. к. модель помех (равномерное распределение в стробе селекции) больше не отвечает действительности.

Поскольку истинное измерение обнаруживается, как правило, с вероятностью $P_D{\cdot}P_G$>0,7, то его наблюдение можно считать относительно устойчивым на протяжении нескольких тактов наблюдения. Ложные измерения, с другой стороны, должны быть независимыми и с пренебрежительно малой вероятностью способны образовывать устойчивые последовательности от такта к такту (если интенсивность помех высока). Таким образом, можно допустить, что в области выставленного на каждом $k$-ом шаге строба, они распределены равномерно. Если области стробов от двух и более целей пересекаются, то это может означать появление устойчивых общих для этих целей источников помех, что, конечно, ухудшает характеристики фильтра, основанного на алгоритме вероятностного объединения данных. В такой ситуации одно и то же измерение может принадлежать различным объектам или быть ложным.

Совместное вероятностное объединение данных [3] решает задачу получения оценки на основе вычисления вероятности объединения совместно для всех траекторий целей, чьи области стробов пересеклись. При этом рассматриваются все возможные привязки «измерение-траектория» с расчётом вероятностей этих привязок. Итоговая оценка представляет собой взвешенную сумму оценок по каждой из привязок.

Алгоритм опирается на два важных предположения: ни одна отметка не может быть порождена более чем одной целью, и за один обзор никакая цель не должна создавать более одной отметки. Данный алгоритм математически отличается от алгоритма вероятностного объединения расчётом весовых коэффициентов $\beta_j^t(k)$, равных вероятности того, что $j$-ое измерение принадлежит цели $t$. Он эффективно работает в случае сопровождения нескольких целей, но обладает таким же недостатком, как и алгоритм вероятностного объединения данных – объём вычислений растёт экспоненциально с числом целей и числом ложных отметок.

Существует алгоритм линейного вероятностного объединения данных. Он тоже используется для сопровождения групповой цели. Но в отличие от алгоритма совместного вероятностного объединения данных, где число операций растёт экспоненциально с числом целей, в этом алгоритме данная зависимость линейна и при этом наблюдается лишь незначительное ухудшение характеристик сопровождения. Объём вычислений уменьшен за счет того, что при рассмотрении одной цели, другие траектории обрабатываются в качестве дополнительных источников шума. Это позволяет сопровождать групповую цель, используя вычислительные ресурсы алгоритма сопровождения одиночной цели. Применение данного алгоритма совместно с интерактивной мультимоделью (набор фильтров, выполняющих алгоритм объединения данных, на каждую из моделей движения цели) позволяет сопровождать маневрирующие цели [5].

В случае большой плотности помех при сопровождении нескольких целей, когда алгоритм совместного вероятностного объединения данных уже не справляется, эффективно использовать алгоритм статистически упорядоченного совместного вероятностного объединения данных. Он состоит в следующем: весовые коэффициенты в алгоритме совместного вероятностного объединения данных можно записать в виде матрицы

$$B=\{\beta_j^t\}=\begin{bmatrix}\beta_1^1 & \beta_2^1 & \cdots & \beta_m^1\\ \beta_1^2 & \beta_2^2 & \cdots & \beta_m^2\\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots\\ \beta_1^T & \beta_2^T & \cdots & \beta_m^T\end{bmatrix}.$$

Эта матрица упорядочивается: наибольшее значение выставляется в первом столбце, а наименьшее – в последнем:

$$B_{\max} = \{\beta_j^t\} = \begin{bmatrix} \beta_{1st,\max}^1 & \beta_{2nd,\max}^1 & \cdots & \beta_{mth,\max}^1 \\ \beta_{1st,\max}^2 & \beta_{2nd,\max}^2 & \cdots & \beta_{mth,\max}^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \beta_{1st,\max}^T & \beta_{2nd,\max}^T & \cdots & \beta_{mth,\max}^T \end{bmatrix}.$$

Матрица (3) составляется, чтобы определить доминантное измерение. Доминантное измерение первой цели – то измерение, которое имеет максимальное значение весового коэффициента. Доминантное измерение цели $t$ выбирается таким образом, что его весовой коэффициент максимален. Но не является доминантным для целей с номерами от 1 по $t$–1. Формируется новая матрица, в которой весовые коэффициенты, не соответствующие доминантным измерениям для цели $t$, берутся с масштабным коэффициентом меньше единицы. Данный алгоритм обеспечивает улучшение точностных характеристик сопровождения.

Работа данных алгоритмов была смоделирована в среде MatLab. Дальность до цели изменяется по линейному закону (2). На рис. 3 изображена общая картина отметок от цели и результат их обработки.

В ситуации, когда дальность до разных целей отличается на небольшую величину, показательно проиллюстрировать работу алгоритмов на рис. 4.

На рис. 4 жирной линией отмечена оценка изменения дальности, а тонкой пунктирной – истинное изменение дальности. Видно, что при использовании алгоритма совместного вероятностного объединения данных происходит смешение оценок, т. е. две цели принимаются за одну, вторая цель срывается с сопровождения. В этой же ситуации алгоритм статистически упорядоченного совместного вероятностного объединения данных позволяет сопровождать две цели раздельно.

#### Заключение

Рассмотрены основные методы сопровождения целей на фоне помех. Задача становится достаточно

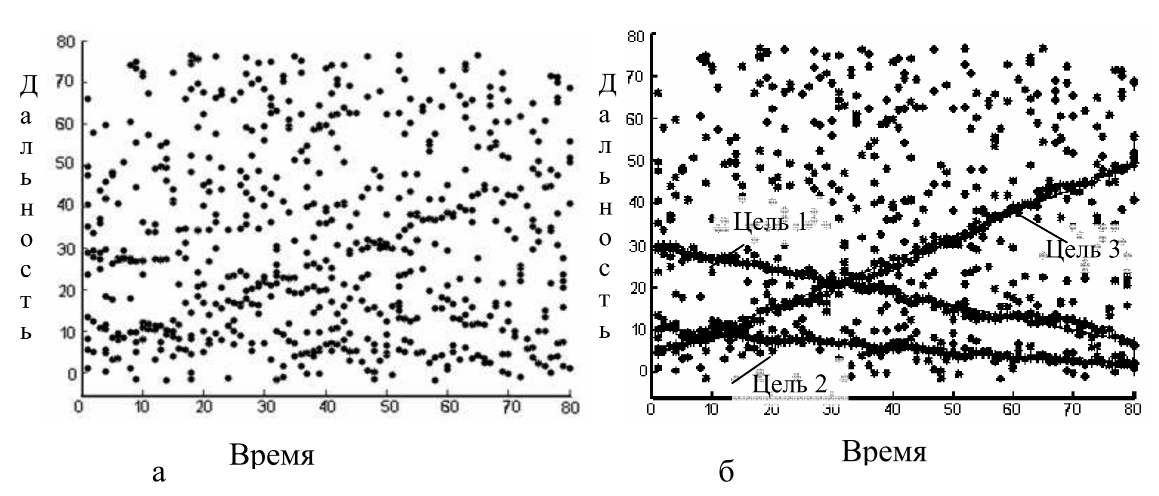



***Рис. 3.*** *Общая картина отметок: а) полученных в течение всего времени обработки и б) формирование по этим отметкам оценки дальности до трёх целей*

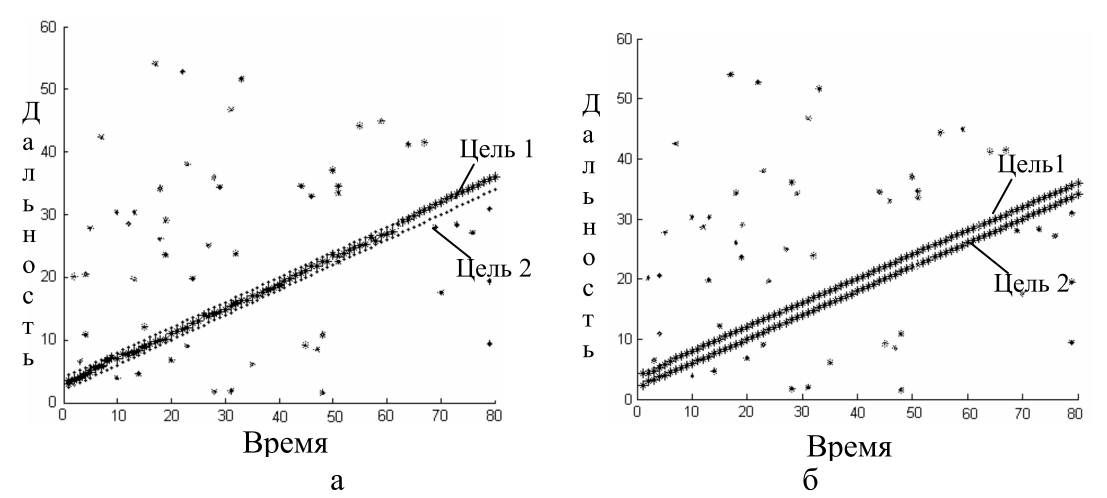



***Рис. 4.*** *Оценка дальности до двух целей с помощью алгоритма совместного вероятностного объединения данных: а) стандартного и б) статистически упорядоченного*

сложной, когда число объектов неизвестно. В случае сопровождения цели при наличии ложных сигналов следует вычислять оценку не по одному из принятых отсчётов, отвергая все остальные, а на каждом такте уточнять оценку интересующего параметра по всем измерениям (с весами, равными апостериорным вероятностям принадлежности измерений сопровождаемому объекту).

Методом прямого статистического моделирования выполнен анализ работы фильтра вероятностного объединения данных. В исследуемом диапазоне среднего числа ложных отметок в стробе фильтр сопровождения обеспечивает снижение СКО ошибки оценки по сравнению с априорным значением до 10 раз. Эффективность работы фильтра заметно зависит от отношения сигнал/шум и интенсивности помех.

Алгоритм вероятностного объединения данных, работающий с одиночной целью, является основой для формирования различных его модификаций. Например, в случае групповой цели, когда стробы, выставленные для отдельных объектов, пересекаются, необходимо использовать совместное вероятностное объединение данных. Недостатком алгоритма вероятностного объединения является экспоненциальный рост вычислений с увеличением интенсивности ложных отметок и количества сопровождаемых целей.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Kirubaraian T., Bar-Shalom Y. Probabilistic data association techniques for target tracking in clutter // Proc. IEEE. – 2004. – V. 92. – № 3. – P. 536–557.
2. Фарина А., Студер Ф. Цифровая обработка радиолокационной информации. Сопровождение целей. – М.: Радио и связь, 1993. – 320 с.
3. Lee M.S., Kim Y.H. New multi-target data association using OSJPDA algorithm for automotive radar // Trans. electron. – 2001. – V. E84. – № 8. – P. 1077–1082.
4. Сейдж Э. Теория оценивания и её применение в связи и управлении. – М.: Связь, 1976. – 320 с.
5. Musici D., Suvorova S., Challa S. Multi target tracking of ground targets in clutter with LMIPDA-IMM // The 7th Intern. Conf. on Information Fusion. – Stockholm, 2004. – P. 1104–1110.

УДК 621.396.962.33